2М

УДК 004.93'1

***Т.Б. Мартынюк*[1], *А.Г. Буда*[1], *В.В. Хомюк*[1], *А.В. Кожемяко*[1], *Л.М. Куперштейн*[2]**
[1] Винницкий национальный технический университет, Украина
[2] Винницкий финансово-экономический университет, Украина
kvantron@gmail.com, kuperok@mail.ru

Классификатор биомедицинских сигналов

В статье рассматриваются особенности построения и принцип функционирования цифрового фильтра в составе нейросетевого классификатора биомедицинских сигналов. Предлагается новый подход к реализации процесса классификации с использованием дискриминантных функций.

Введение

Анализ особенностей распознавания сигналов и изображений в медицинской диагностике показал актуальность и перспективность дальнейшего развития и широкого использования медицинских экспертных систем на базе новейших достижений в области нейротехнологий и нечеткой логики [1]. При этом лечебно-диагностический процесс можно представить в виде процесса обмена информацией между пациентом и врачом, причем от пациента данные о его состоянии поступают в виде биосигналов. В большинстве публикаций [2], [3] приводятся примеры обработки, анализа и распознавания биоэлектрических сигналов (БЭС). Эти биомедицинские сигналы наиболее приемлемы для классификации из-за возможности определения большинства признаков, которые доступны в процессе наблюдения (амплитудные, частотные, фазовые), а также из-за наличия развитых методов и средств их обработки и анализа [2]. При этом специфика процесса классификации БЭС предопределяет преимущества использования метода классификации с вычислением дискриминантных функций (ДФ) по начальным данным с ограниченными статистическими описаниями [2], [3].

Известно, что методы линейного дискриминантного анализа позволяют выбрать проекцию пространства изображения (образа) на пространство признаков таким образом, чтобы минимизировать внутриклассовое и максимизировать межклассовое расстояние в пространстве признаков. При этом фиксируются «грубые» закономерности экспериментальных данных об объекте классификации, поскольку линейные модели адекватны простым геометрическим конфигурациям областей пространства признаков [3].

Целью работы является разработка и исследование нового подхода с использованием метода обработки векторных данных по разностным срезам для реализации процесса классификации с вычислением ДФ.

Классификация образов с вычислением дискриминантных функций

В работе [2] приводятся обоснованные причины, по которым для задачи классификации БЭС выбираются их частотные признаки. Известные нейросетевые классификаторы биомедицинских сигналов и, в частности, БЭС [4], [5] представляют собой системы с обучением. А среди алгоритмов обучения для нейросетевых класси-

фикаторов распространены как известные алгоритмы (например, алгоритм обратного распространения ошибки с применением градиентных методов оптимизации, эвристические методы обучения нейросетей, алгоритм имитации отжига [6]), так и модифицированные (например, модель обучения метричных классификаторов на основе вероятностно-комбинаторного подхода [7]).

В работе [2] представлена структура классификатора, который выполняет предварительную обработку БЭС $x(t)$ в такой последовательности: а) дискретизация по времени $x(n)$; б) ортогональное преобразование для выделения характерных признаков классификации $Y(k)$; в) вычисление вектора подмножества признаков $Z = \{z_1, ..., z_n\}$. Обучение классификатора выполняется для определения весов w_{ij} и порогов Θ_i классификации, что позволяет в дальнейшем сформировать систему ДФ $g_i(Z)$, которые определяют границы m классов образов Z, $j = \overline{1,n}$ $i = \overline{1,m}$. Классификатор работает по критерию минимума среднеквадратичного расстояния вектора образа Z и среднего образа $\overline{Z}_i$, созданного по данным опытов и определяющего i-й класс, которому соответствует максимум величины определенной ДФ $g_i(Z)$.

Таким образом, в процессе классификации n-мерного образа Z по m классам $C = \{c_1, ..., c_m\}$ с использованием системы ДФ $g_i(Z)$, $i = \overline{1,m}$ вида

$$\begin{cases} g_1(Z) = w_{11}z_1 + w_{12}z_2 + \ldots + w_{1n}z_n - \Theta_1, \\ \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ g_m(Z) = w_{m1}z_1 + w_{m2}z_2 + \ldots + w_{mn}z_n - \Theta_m, \end{cases} \quad (1)$$

принадлежность образа Z классу C_{i0} определяется по максимуму i-й ДФ, т.е.

$$\max_i g_i(Z) = g_{i0}(Z). \quad (2)$$

Известный цифровой фильтр в составе такого классификатора [2] реализует операции (1) и (2) последовательно, используя $m \cdot n$ блоков весовых коэффициентов (для формирования величины $w_{ij} \cdot z_j$), m блоков $(n – 1)$ сумматоров в виде «пирамиды» (для формирования ДФ $g_i(Z)$) и устройство выбора максимума (для определения $g_{i0}(Z)$). При этом процедура классификации по ДФ имеет все признаки нейросетевой реализации классификации. Так для формирования m ДФ $g_1(Z),\ldots,g_m(Z)$ используется однослойный персептрон, который содержит m формальных нейронов с пороговой функцией активации (так называемые персептронные нейроны [6]), что следует из выражения (1). В результате один из вариантов нейросетевого классификатора по ДФ имеет два слоя, первый из которых представляет собой однослойный персептрон, а второй может быть реализован на базе сети поиска максимума с прямыми связями (Feed-Forward MAXNET) [4].

Итак, выбранный метод классификации БЭС по ДФ [2] в соответствии с известной классификацией методов распознавания образов [8] относится к методам, которые базируются на предсказаниях о классе решающих функций. Основным преимуществом таких методов является прозрачность математической постановки задачи распознавания, как задачи поиска экстремума. Эти методы вместе с логическими, лингвистическими методами и методами, которые базируются на оценках плотности распределения значений признаков (или сходства и отличия объектов), относятся к интенсиальным методам распознавания [8], т.е. используют операции с признаками в отличие от экстенсиальных методов, которые используют операции с объектами распознавания.

Областью применения методов, которые базируются на предсказаниях о классе решающих функций, являются классы, которые хорошо разделяются, а система признаков является ортонормированной. К ограничениям этих методов можно отнести то, что заранее необходимо знать вид решающей функции, а в процессе распознавания невозможно учесть новые знания о корреляциях между признаками [8].

Использование обработки по разностным срезам при классификации образов

В цифровом фильтре (ЦФ), который входит в состав рассмотренного классификатора [2], выполняются следующие операции:

1) умножение каждого элемента z_j, где $j=\overline{1,n}$, входного образа Z в виде векторного массива данных на соответствующие коэффициенты w_{ij} весовой матрицы **W**, полученной в процессе обучения классификатора, с формированием векторных массивов (вектор-строк) взвешенных элементов вида:

$$A^0{}_i=\{w_{i1}\cdot z_1,\ldots,w_{in}\cdot z_n\},\ i=\overline{1,m}\,; \tag{3}$$

2) суммирование взвешенных элементов вида:

$$a^0{}_{ij}=w_{ij}\cdot z_j \tag{4}$$

в каждом векторном массиве A^0i с формированием сумм взвешенных элементов, которые представляют соответствующие ДФ $g_i(Z)$ согласно выражению (1) и соответствуют конкретным классам Ci распознавания образов;

3) сравнение полученных сумм $g_i(Z)$ между собой для определения максимальной по величине суммы среди них, что является признаком принадлежности входного образа Z в виде векторного массива к соответствующему классу C_{i0} по выражению (2).

В данной работе предлагается новый подход с использованием метода обработки векторных данных по разностным срезам (РС) [9-12].

Итак, имеем следующие начальные данные: а) входной n-мерный образ $Z=\{z_1,\ldots,z_j,\ldots,z_n\}$; б) m классов $C=\{C_1,\ldots,C_i,\ldots,C_m\}$; в) матрицу весовых коэффициентов $W=\{w_{ij}\}$, где $i=\overline{1,m}$, $j=\overline{1,n}$; г) исходный вектор классификации $P=\{p_i\}$, начальные значения элементов p_i которого равны нулю.

На первом этапе классификации по РС выполняют действия (п. 1), аналогичные действиям известного нейросетевого классификатора [2]. В результате имеем векторные массивы в виде вектор-строк $A^0{}_i$ (3), элементы $a^0{}_{ij}$ (4) которых соответствуют элементам конкретных ДФ $g_i(Z)$ вида (1). Представим элементы ДФ $a^0{}_{ij}$ как элементы матрицы A^0 (начального двумерного РС) вида

$$A^0=\begin{bmatrix} a^0_{11}. & . & .a^0_{1n} \\ . & . & . \\ a^0_{i1}. & . & .a^0_{in} \\ . & . & . \\ a^0_{m1}. & . & .a^0_{mn} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} A^0_1 \\ \ldots \\ A^0_i \\ \ldots \\ A^n_m \end{bmatrix}, \tag{5}$$

строки которой составляют элементы соответствующих ДФ $g_i(Z)$. Дальнейшие действия над элементами матрицы A^0 (5) имеют следующий вид [10], [11].

1. Определяется для каждого j-го столбца A_j^{t-1} прямоугольной матрицы $\mathbf{A}^{t-1}$ размерностью $m \times n$, где $j = \overline{1,n}$, $t = \overline{1,N}$, метрика – мера сходства в виде

$$q_j^{t-1} = \min_i A_j^{t-1} = \min_i a_{ij}^{t-1}, i = \overline{1,m}. \quad (6)$$

В результате имеем векторную метрику вида

$$q^{t-1} = (q_1^{t-1}, ..., q_n^{t-1}). \quad (7)$$

2. Выполняется коррекция элементов столбцов матрицы A^{t-1}:

$$\overline{a}_{ij}^{t} = a_{ij}^{t-1} - q_j^{t-1}, \quad (8)$$

т.е. формируется матричный (двумерный) РС $\overline{\mathbf{A}}^{t} = \{\overline{a}_{ij}^{t}\}$.

3. Проверяются условия для всех строк матрицы $\overline{\mathbf{A}}^{t}$ в виде:

$$\exists \overline{A}_i^{t} = 0, \quad t = \overline{1,N}, \quad (9)$$

$$\forall \overline{A}_i^{t} = 0. \quad (10)$$

В первом случае, т.е. при выполнении условия (9), остается нулевым соответствующий элемент p_i вектора классификации P, т.е.:

$$p_i = 0 \quad (11)$$

и в дальнейшем эта нулевая строка $\overline{A}_i^{t}$ из обработки исключается. Переход к п. 4.

Во втором случае при выполнении условия (10) для последней нулевой строки $\overline{A}_l^{N}$ матрицы $\overline{\mathbf{A}}^{N}$ формируется соответствующий единичный элемент p_l вектора классификации P, т.е.

$$p_l = 1, \ l = \overline{1,m}. \quad (12)$$

Переход к п. 5.

4. Выполняется упорядочение матрицы $\overline{\mathbf{A}}^{t}$ в процессе продвижения вправо к краю нулевых элементов $\overline{a}_{ij}^{t}$ во всех строках $\overline{A}_i^{t}$ и формирование упорядоченного двумерного РС $\mathbf{A}^{t}$. Переход к п. 1.

5. Процесс завершен.

Таким образом, последовательно будут обнулены все строки A_i^0 матрицы $\mathbf{A}^0$ и соответствующие элементы p_i вектора классификации P, кроме элемента p_l, который соответствует последней обнуленной строке $\overline{A}_l^{N}$ матрицы $\overline{\mathbf{A}}^{N}$ в последнем N-м цикле. Элемент p_l имеет единичное значение, которое свидетельствует о принадлежности входного образа Z к l-му классу классификации $C_{i0} = C_l$.

Итак, можно сформулировать такое решающее правило классификации образов по ДФ: для n-мерного образа Z, который представлен в виде его взвешенных компонентов (признаков) $a^0_{ij} = w_{ij} \cdot z_j$, где z_j – j-й компонент входного вектора Z, w_{ij} – вес вхождения j-го компонента в i-й класс классификации, $i = \overline{1,m}$; $j = \overline{1,n}$, классификация выполняется следующим образом:

$$p_l = \left\{1 \middle| \max A_l^0, l = \overline{1,m}\right\} \Rightarrow Z \in C_l, \quad (13)$$

где $C = \{C_1, \ldots, C_m\}$ – множество классов;

$P = \{p_1, \ldots, p_m\}$ – выходной вектор классификации.

Таким образом, суть обработки векторных массивов данных по РС для классификации образов состоит в использовании меры сходства между элементами $a_{i,j}^{t-1}$ векторного массива A_j^{t-1} в виде минимального элемента q_j^{t-1} (6) как общей части всех элементов массива A_j^{t-1}, где A_j^0 – j-й вектор-столбец входного двумерного массива $\mathbf{A}^0$; N – количество этапов (циклов) обработки. Тогда разностный срез A_j^t вида

$$A_j^t = \left\{a_{i,j}^{t-1} - q_j^{t-1}\right\}_{i=1}^{m} = \left\{a_{i,j}^{t-1} - \min\left\{a_{i,j}^{t-1}\right\}_{i=1}^{m}\right\} \quad (14)$$

можно рассматривать как вектор отличий векторного массива A_j^{t-1} в t-м цикле обработки.

Таким образом, при классификации образов по РС вводится векторная линейная метрика сходства (7) в отличие от скалярной линейной метрики − Манхэттенского расстояния. Кстати, все известные количественные меры сходства, а именно расстояние Хэмминга, функция корреляции, направляющие косинусы, метрика Минковского и все ее частичные случаи, мера сходства Танимото и другие представляют собой скалярные величины. То есть использованная двумерная метрика сходства (7) еще раз подчеркивает двумерный характер обработки по РС по всей матрице $\mathbf{A}^0$ элементов ДФ в процессе классификации образов.

В результате использование обработки по РС позволяет не только совместить выполнение базовых операций (1) и (2) классификатора БЭС, но и отказаться от формирования (накопления) ДФ $g_i(Z)$ вида (1), т.е. наоборот, уменьшать эти величины одновременно на величину сходства q_j^{t-1} соответствующих одноименных элементов в матричном массиве $\mathbf{A}^{t-1}$ в каждом цикле обработки. Такие действия по исключению наименьших функций $g_i(Z)$ повторяются до момента, когда остается последняя функция $g_l(Z)$, которая является максимальной среди всех ДФ и определяет принадлежность образа Z к l-му классу [10], [11].

В этом случае ЦФ в виде матричного процессора содержит умножитель (для формирования величин $w_{ij} \cdot z_j$), вычислительный блок (для формирования матриц $\mathbf{A}^t$) и блок анализа (для формирования вектора исходных сигналов Р) (рис. 1). Детальный сравнительный анализ аппаратных и временных затрат для предложенной структурной организации ЦФ (рис. 1) представлен в работе [12].

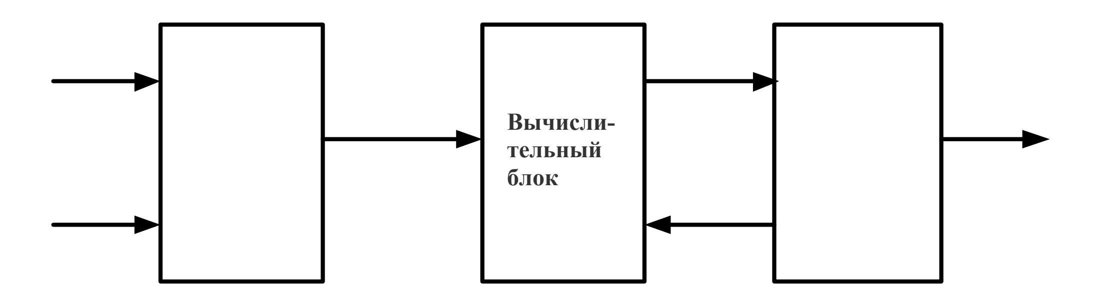


Рисунок 1 – Структурная схема ЦФ

Анализ особенностей нейросетевой реализации цифрового фильтра

Вычислительный блок и блок анализа в составе ЦФ (рис.1) можно рассматривать как карту РС, структура которой приведена на рис. 2 и которая содержит вычислительную карту в виде двумерной решетки ПЭ и карту признаков классификации в виде одномерной решетки ПЭ.

Структура карты РС, приведенная на рис. 2, имеет все основания называться искусственной топографической картой, поскольку является моделью отображения признаков [13] при наличии следующих свойств: а) пространственное положение выходов соответствует конкретной области признаков данных, которые выделены во входном пространстве; б) топология отображения содержит преобразование двумерного входного пространства в одномерное пространство признаков; в) преобразование имеет адаптивный характер; г) в качестве критерия соответствия используется критерий максимума дискриминантных функций; д) в качестве меры сходства используется вектор минэлементов как общих составных элементов векторных массивов; е) карта признаков имеет топологию одномерной решетки, которая задана выходным пространством.

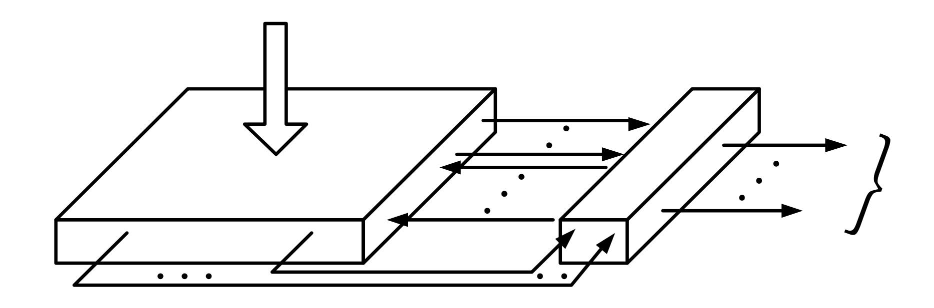


Рисунок 2 – Структура карты разностных срезов

Итак, проанализируем архитектуру нейросетевого классификатора с учетом особенностей ЦФ в его составе по примеру классификатора с преобразованием входного пространства [14]. ЦФ (рис. 2) в предложенном классификаторе содержит два слоя (не учитывая входной слой), причем количество столбцов вычислительной карты соответствует размерности *n* пространства информативных признаков. Размерность выходного слоя соответствует количеству классов *m*, к которым могут относиться объекты распознавания.

У классификатора с преобразованием входного пространства [14] пространство входных признаков преобразовывается в пространство большей размерности, а потом для классификации линейно разделимых классов в новом пространстве используется простой персептрон с одним слоем обученных связей. Кроме того, между входным и скрытым слоями находятся связи, которые не обучаются, а между скрытым и выходным слоями – обученные связи. Количество слоев такого классификатора равно трем, учитывая входной слой.

В предложенном классификаторе пространство входных признаков тоже преобразовывается в пространство большей (двумерной) размерности, а потом в про-

Матрица элементов
дискриминантных функци

цессе обработки по РС данных вычислительной карты (скрытого слоя) через немодифицированные связи с картой признаков (выходной слой) формируется выходной вектор, который свидетельствует о принадлежности входного образа к определенному классу. В предложенном классификаторе, наоборот, связи между входным и скрытым слоями являются модифицированными (обученными), а между скрытым и выходным слоями – такими, что не обучаются. Учитывая наличие одной матрицы настраиваемых связей, как предложенный классификатор, так и известный классификатор с преобразованием входного пространства или RTC-классификатор [14] имеют определенные преимущества, связанные с обучением таких НС.

Итак, для классификации образа *Z* сформировано пространство топологических признаков таким образом: каждой строке A_i^o начальной матрицы $\mathbf{A}^0$ ставится в соответствие элемент p_i вектора топологических признаков *P*:

$$\mathrm{A}_i^0 \rightarrow p_i,\; i=\overline{1,m} \qquad (15)$$

или начальной матрице $\mathbf{A}^0$ размерностью $m \times n$ ставится в соответствие вектор топологических признаков Р размерностью *m*:

$$\mathbf{A}^0 \rightarrow \mathrm{P}, \qquad (16)$$

т.е. выполняется сжатие входного двумерного пространства данных в одномерное пространство топологических признаков.

При этом вектор топологических признаков Р или выходной вектор классификации вычисляется по принципу разностно-срезовой обработки векторных данных (по столбцам матрицы $\mathbf{A}^0$) [10], [11]. Соответственно, веса нейронов изменяются по столбцам матрицы $\mathbf{A}^{t\text{-}1}$ по формуле (14), а перед обучением веса инициализируются по формуле (4). Используется обучение без учителя, этот метод обучения является конкурентным, поскольку исключаются нейроны в строках матрицы $\mathbf{A}^0$ с нулевой активностью. Процесс обучения имеет итерационный характер и выполняется до момента стабилизации, т.е. до обнуления всех весов. Выходом НС на базе карты РС (рис. 2), которая фактически представляет структуру ЦФ (рис. 1), являются координаты строки нейронов матрицы $\mathbf{A}^0$, которая является победителем.

Выводы

1. Использование РС в процессе классификации БЭС с формированием ДФ обуславливает применение векторной линейной метрики сходства в отличие от известных скалярных метрик (метрики Минковского, расстояния Хэмминга, евклидового и Манхэттенского расстояний и т.п.). Это подчеркивает двумерный характер обработки по РС по всей матрице элементов ДФ в процессе классификации БЭС, что позволяет отказаться от формирования (накопления) ДФ с последующим их сравнением за счет уменьшения величин ДФ одновременно на величину сходства соответствующих одноименных элементов матрицы в каждом цикле обработки.

2. Особенность предложенной многослойной нейросети, которая используется в составе ЦФ для классификации образов, состоит в применении конкурентного обучения без учителя, который имеет итеративный характер с завершением в момент стабилизации (обнуления) строк матрицы, которая загружается в скрытый двумерный слой нейросети в начале работы. Таким образом, предложенная нейросеть имеет признаки карты с самоорганизацией (по аналогии с картой Кохонена), в которой

выполняется сжатие двумерного пространства входных данных в одномерное пространство топологических признаков, т.е. формирование вектора принадлежности входного образа к определенному классу.

Литература

1. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети : учебн. пособие / Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. – М. : Изд-во физ-мат. лит-ры, 2001. – 224 с.
2. Бернюков А.К. Распознавание биоэлектрических сигналов / А.К. Бернюков, Л.Т. Сушкова // Зарубежная радиоэлектроника. – 1996. – № 12. – С. 47-51.
3. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический поход / Рангайян Р.М. [пер. с англ. А.П. Немирко]. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440 с.
4. Ежов А. Нейронные сети в медицине / А. Ежов, В. Чечеткин // Открытые системы. – 1997. – № 4. – С. 34-37.
5. Нейронный классификатор [Электронный ресурс]. – Режим доступа : http://www.chat.ru/~neurocomp/.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С.; [пер. с польск. И.Д. Рудинского]. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
7. Капустій В. Побудова та дослідження моделі навчання метричних класифікаторів на основі ймовірнісно-комбінаторного підходу / В. Капустій, Б. Русин, В. Таянов // Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів : Дев'ята Всеукр. міжнар. конф. (УкрОБРАЗ'2008), 3 – 7 листопада 2008 р.: праці. – Київ, 2008. – С. 19-22.
8. Аналитический обзор методов распознавания образов и принятия решений [Электронный ресурс]. – Режим доступа : http://lc.boom.ru/aidos/aidos99/3.htm.
9. Мартинюк Т.Б. Реалізація концепції різницевих зрізів при обробленні зображень та розпізнаванні образів / Т.Б. Мартинюк, А.В. Кожем'яко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2001. – № 1. – С. 79-85.
10. Паралельний метод класифікації біоелектричних сигналів за принципом різницевих зрізів / Т.Б. Мартинюк, С.В. Павлов, Ж.О. Бітюкова, Н.В. Белік // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2004. – № 2 (8). – С. 102-112.
11. Патент 80562 України, МПК G06К9/52, G06К9/62. Спосіб класифікації образів / Т.Б. Мартинюк, Ж.О. Бітюкова, С.В. Костюк ; Вінниц. нац. техн. ун-т. – № а200503825 ; заявл. 22.04.2005 ; опубл. 10.10.2007, Бюл. № 16.
12. Мартинюк Т.Б. Використання методу різницевих зрізів для розпізнавання біоелектричних сигналів / Т.Б. Мартинюк, М.В. Топчанюк, А.О. Луньов // Автоматика 2006 : XIII Міжнар. конф. з автоматичного управління, 25 – 28 вересня 2006 р.: матеріали. – Вінниця : УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2007. – С. 418-424.
13. Хайкин С. Нейронные сети / Хайкин С. ; полный курс : пер. с англ. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
14. Куссуль Н.Н. Нейросетевая аппроксимация метода динамического программирования на основе классификаторов с преобразованием входного пространства / Н.Н. Куссуль, М.Э. Куссуль // УСиМ. – 2001. – № 1. – С. 52-57.

Т.Б. Мартинюк, А.Г. Буда, В.В. Хом'юк, А.В. Кожем'яко, Л.М. Куперштейн

Класифікатор біомедичних сигналів

У статті розглядаються особливості побудови і принцип функціонування цифрового фільтра у складі нейромережного класифікатора біомедичних сигналів. Пропонується новий підхід до реалізації процесу класифікації з використанням дискримінантних функцій.

T.B. Martynyuk, A.G. Buda, V.V. Khomyuk, A.V. Kozhemiako, L.M. Kupershtein

Classifier of Biomedical Signals

The features of construction and operation of the digital filter in the neural-network classifier of biomedical signals are considered in the article. A new approach to the implementation of the classification process using the discriminant functions is proposed.

Статья поступила в редакцию 30.06.2010.